

# 基于非下采样 Contourlet 变换域 双变量模型的图像分割

项海林<sup>1)</sup> 焦李成<sup>1)</sup> 贾建<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(西安电子科技大学智能信息处理研究所,西安 710071) <sup>2)</sup>(西北大学数学系,西安 710069)

**摘要** 依据非下采样 Contourlet 分解系数与其父系数之间的相关性,给出非高斯双变量分布模型,并基于该模型提出一种新的非下采样 Contourlet 变换图像分割方法。用合成纹理图像和实际图像进行仿真实验,并与小波域隐马尔可夫树模型分割及 Contourlet 域隐马尔可夫树模型分割等方法进行了比较,实验结果表明,在大多数情况下,该算法分割结果要好于相比较的方法,在边缘特征方面保持了良好的视觉效果,并且模型的训练简单快速。

**关键词** 分割 非下采样 Contourlet 变换 双变量模型 Bayesian 估计

中图法分类号:TP301.6 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)10-1841-04

## Image Segmentation Based on Bivariate Models in NSCT Domain

XIANG Hai-lin<sup>1)</sup>, JIAO Li-cheng<sup>1)</sup>, JIA Jian<sup>2)</sup>

(*Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071*)

(*Department of Mathematics, Northwest University, Xi'an 710069*)

**Abstract** Considering the dependencies between the coefficients and their parents, a non-Gaussian bivariate distribution model is given in non-subsampled Contourlet transform domain. A novel non-subsampled Contourlet transform segmentation method based on the bivariate model is proposed. In experiments, synthetic mosaic image and real images were selected to evaluate the performance of the method, and the segmentation results were compared with wavelet domain hidden Markov tree model method and contourlet domain hidden markov tree model segmentation method. The simulation results indicate that the proposed method has better performance, such as keeps better visual result and reserves more information in edges. As a simple model, the time complexity for model training is lower than other models in comparison experiments.

**Keywords** segmentation, NSCT (non-subsampled Contourlet transform), bivariate model, Bayesian estimation

## 1 引言

在图像分割中,基于模型的分割是一种重要的分割方法,而小波变换的稀疏性,使得在小波域建模相对简单,因此,小波域模型成为基于模型的图像分割方法的一个重要选择。初期的建模主要是考虑单尺度下某个子带的小波系数分布特征,

主要用高斯分布、广义高斯分布及混合高斯分布或马尔可夫随机场等模型来表示系数的分布。进一步地,人们发现父子系数之间有很大的相关性,考虑父子系数关系的建模能更好地反映系数的分布特征。各种基于父子系数关系的模型相继出现,其中比较著名的有小波域隐马尔可夫树(wavelet domain hidden Markov tree model, WHMT)模型<sup>[1]</sup>和双变量模型<sup>[2]</sup>。由于小波对含点状奇异

基金项目:教育部重点基金项目(108115);国家自然科学基金项目(60372050)

收稿日期:2008-07-21;改回日期:2008-08-05

第一作者简介:项海林(1970~),男,西安电子科技大学模式识别与智能系统专业博士研究生。主要研究方向为图像处理和模式识别。E-mail: xhl\_7048@163.com

的目标函数是最优的基,在高维情况下,小波分析不能充分利用数据本身所特有的几何特征,不能够很好地挖掘图像中的方向边缘信息。因此,随着多分辨率技术的发展,人们又在其他的变换域中建模并应用于图像分割,如 Contourlet 域隐马尔可夫树模型 (Contourlet domain hidden Markov tree model, CHMT) 图像分割算法<sup>[3]</sup>。

本文借鉴小波系数尺度间的相关性,结合目前多尺度、多分辨分析的发展,将其处理思想扩展到非下采样 Contourlet 变换 (NSCT) 域中,通过考虑变换域父子系数的相关性给出一种新的非下采样 Contourlet 变换域双变量模型图像分割方法 (non-subsampled Contourlet transform domain bivariate model, NSCTBI)。由于该变换实现平移不变性,且具有足够的冗余信息,因此,可以有效提取图像中的方向信息,使得分割后的图像更好地满足人眼的视觉要求。与 CHMT 和 WHMT 方法进行了比较,结果表明,NSCTBI 的分割性能较好。

## 2 非下采样 Contourlet 变换

小波变换在分析点状瞬态特征的奇异性时是最优的,但由于基函数的各向同性导致其方向选择性较差,在表示图像结构的直线、曲线奇异性时不是最优的,不能有效地捕捉轮廓信息,因此,变换不能充分利用图像的几何正则性。

由于认识到小波在表示图像几何规则上的缺陷性,很多学者关注于如何更有效地表示图像中的几何结构信息。1999 年, Candès 等人提出了 Curvelet 变换,该函数在一定度量标准下可以最优表示连续域中具有曲线奇异的函数。受 Curvelet 变换启发,2002 年, Minh Do 和 Martin Vetterli 提出的 Contourlet 变换<sup>[4]</sup>,该变换继承了 Curvelet 变换的各向异性尺度关系,具有更加“稀疏”的空间与方向表示形式,其利用 Laplace 塔形分解和方向滤波器组实现了一种多分辨、多尺度、多方向的图像表示方法,由于具有很好的方向性和各向异性,该方法可以抓住图像的几何结构,能准确地将图像中的边缘捕获到不同尺度、不同频率的子带中。Contourlet 变换中的 Laplace 塔形分解和方向滤波带分解中都有上下采样,为了保留 Contourlet 变换的频率分割结构同时实现平移不变性,将原 Contourlet 变换中对图像下采

样的步骤去掉,构造相应的分级和各方向滤波器,便得到非下采样 Contourlet 变换。

Do 等人于 2005 年提出了 NSCT<sup>[5]</sup>,这是基于一个非下采样的塔形结构和非下采样的方向滤波带分解,利用一种多尺度、多方向且平移不变的图像分解方法,具有快速实现的特点。算法的关键是不可分两通道非下采样滤波带,其中非下采样塔形分解结构是通过多级迭代的方式实现的,通过这组滤波器,图像被分为 1 个 2 维低频子带和 1 个 2 维高频子带。要实现多级结构,只需对低频子带继续迭代滤波即可。NSCT 设计的非下采样滤波带放宽了约束条件,生成的滤波带具有更好的频域选择性和规则性,相比早期提出的 Contourlet 变换,滤波带的设计能够得到更好的频域选择性,进而更好地进行子带分解。相比于小波分解,NSCT 同样是多尺度多分辨分析,但 NSCT 同时还是多方向分析,其方向分解的灵活性可以使得在图像分解过程中得到更多的细节信息。图 1 显示了 NSCT 的分解流程图。

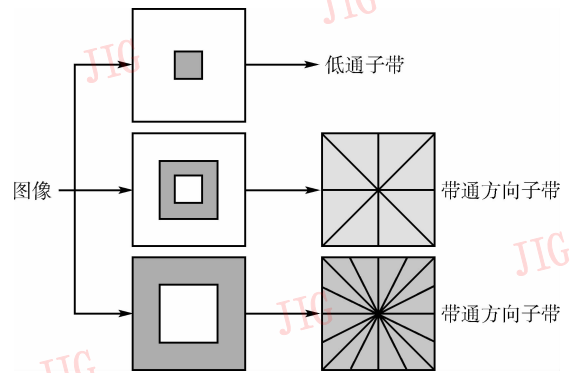


图 1 非下采样滤波带结构实现 NSCT

Fig. 1 Nonsubsampled contourlet transform implemented by NSFB structure

## 3 基于双变量模型的图像分割

### 3.1 双变量模型

仅根据单尺度下某个子带的小波系数分布特征来进行建模并不完全符合实际情况,因为小波父子系数间不是独立的,而是有很强的相关性。Şendur 和 Selesnick 提出一种非高斯双变量模型描述尺度间父子系数的相关性,并运用这种模型进行阈值图像去噪处理获得了较好的效果。由于变换域中 NSCT 系数的分布特性与小波系数的分布具有类似的特点,且相邻尺度间的 NSCT 系数同样也具有很

强的相关性,即当前尺度内系数与其父系数(上一级相应位置的系数)以及同一尺度不同方向子带内兄弟系数之间都具有相关性。沿袭该模型在小波域中的构建思想,可将其拓展到 NSCT 域中,提出 NSCTBI 方法。

考虑当前系数与其父系数之间的关系,令  $w_2$  表示  $w_1$  的父系数( $w_2$  与  $w_1$  处于相同的位置,只是在下一个尺度内),根据 NSCT 分解系数的分布情况,用以下的圆形对称概率分布进行拟合,在该分布中

$w_1$  与  $w_2$  相关但不独立:

$$p_w(\mathbf{w}) = \frac{3}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{\sqrt{3}}{\sigma} \sqrt{w_1^2 + w_2^2}\right) \quad (1)$$

$\mathbf{W} = (w_1, w_2)$  表示父子系数,  $\sigma$  表示父子系数的标准差。图 2 给出了 Brodatz 纹理库中一幅纹理图像做二层八方向分解后,某个方向的父子系数联合平滑直方图和上述分布函数的拟合结果图,从图中可以看出,此分布函数能较好地表现父子系数的联合分布特性<sup>[2]</sup>。

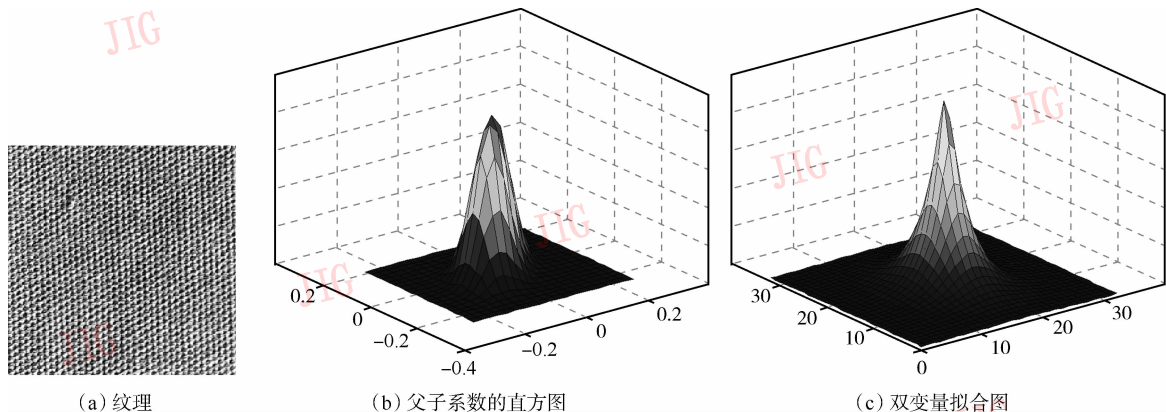


图 2 纹理及其非下采样 contourlet 父子系数的 2 维直方图及双变量模型的拟合图

Fig.2 Texture image, two-dimension histogram for its parent and child coefficients and approximation surface by bivariate model

### 3.2 双变量模型分割算法原理及方法

假设不同方向的父子系数分布是独立的<sup>[1]</sup>,对一幅含  $N$  个像素的图,在尺度  $j$  上与像素  $d_i$  相应的所有方向  $l(l = 1, \dots, n)$  上的父子系数的联合概率密度函数可以表示为

$$p(d_i) = \prod_{l=1}^n p_l(w_i^l | \Theta^l) \quad l = 1, \dots, n \quad (2)$$

式中,  $\Theta$  表示参数集,只有一个参数  $\sigma$ ,即  $\Theta = \{\sigma\}$ 。假设一幅图中有  $c$  种图像,根据式(2)可知某个尺度上相对于某种纹理  $M_c = (1, \dots, c)$  的类条件概率密度函数:

$$p(d_i | M_c) = \prod_{l=1}^n p_l(w_i^l | \Theta^l, M_c) \quad (3)$$

因为非下采样性,图像中的每一个像素点和联合分布概率之间有一个一一对应关系,则像素  $d_i$  的类标就是使得  $p(d_i | M_c)$  最大的  $M_c$ <sup>[1]</sup>。即最大似然(Maximum Likelihood, ML)的分类方法:

$$\hat{c}^{ML} = \operatorname{argmax}_c p(d_i | M_c) \quad (4)$$

分割算法的具体步骤描述如下:

(1)指定变换的方向数  $n$  和分解层数  $k$ ,然后对

每类训练图像和待分割图像进行 NSCT 变换,将最粗尺度的变换系数及其子系数按方向组织成父子系数数据。

(2)根据训练图像的父子系数数据,求出每一类图像所对应的参数  $\{\sigma_1, \dots, \sigma_i, \dots, \sigma_n\}$ 。

(3)将待分割图像的父子系数数据和参数代入到式(1)和式(3),得出每个像素的类条件概率密度函数值。

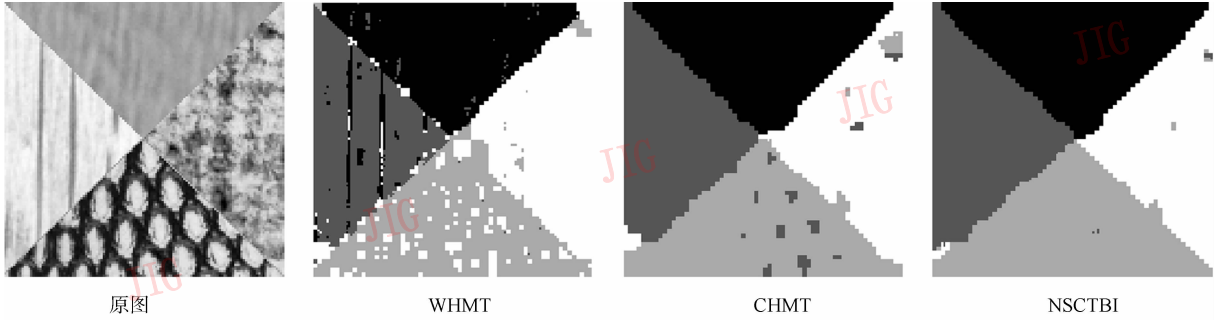
(4)根据式(4)判断待分割图像的像素类别,得到最终的分割结果。

### 3.3 仿真实验及结果

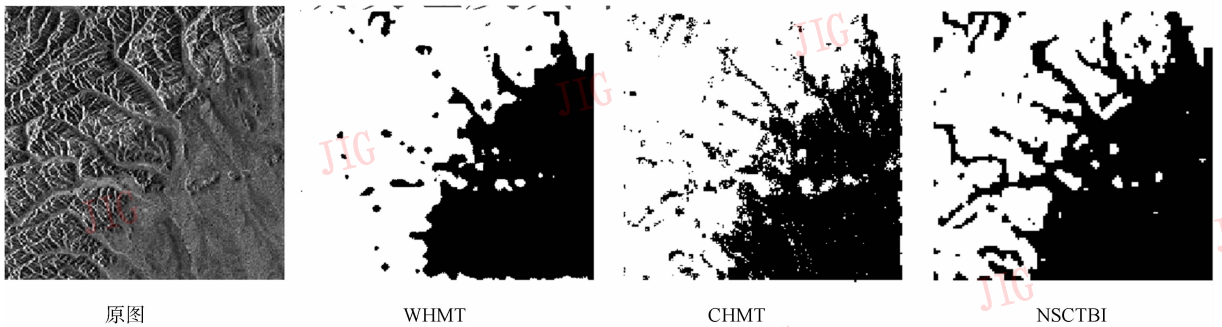
为验证算法,分别采用了合成纹理和 SAR 图像进行实验.合成纹理取自标准的 Brodatz 纹理。用每个  $512 \times 512$  纹理图像为训练图像。将 NSCTBI 和 WHMT<sup>[1]</sup>及 CHMT<sup>[3]</sup>作对比。纹理图像进行 4 层分解变换。选择 Db2 小波,Contourlet 变换选择 9-7 塔形分解和方向滤波器组,每层取 16 个方向。NSCT 分解由工具包实现,处理过程按照文献[5]所指引步骤完成。对纹理图像给出错分率作为性能评价指标。图 3 给出了待分割

图像和不同算法的实际分割效果。从纹理图像看,错分率分别为 10.8,5.58 和 3.8,本文算法的错分率有较大改进。而对于 SAR 图像分割效

果评估没有统一的评价指标<sup>[3]</sup>,但从视觉效果上可以看出本文算法的分割结果可靠且保留了更多的边缘信息。



(a) 合成纹理及其不同算法的分割效果



(b) SAR图像及不同算法的分割效果

图 3 不同分割算法的分割效果

Fig.3 Segmentation result for three methods

## 4 结 论

本文提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换域双变量模型的图像分割算法,这种算法利用了非下采样 Contourlet 变换,能较好地表征图像线性奇异性和保持细节的能力,同时考虑了父子系数之间的相关性.对合成纹理图像和真实图像分割的仿真实验结果表明,分割效果要优于所比较的基于小波域隐马尔可夫树模型和基于 Contourlet 域隐马尔可夫马树模型的分割算法。模型仅有唯一参数且易于计算,因此训练模型所需时间少,适于工程应用。

### 参考文献 (References)

1 Choi Hyeokho, Baraniuk R G. Multiscale image segmentation using

wavelet-domain hidden markov models [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2001,10(9): 1309 ~ 1321.  
 2 Sendur L, Selesnick I W. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency [J]. IEEE Transactions Signal Processing, 2002, 50(11): 2744 ~ 2756.  
 3 Sha Yu-heng, Cong lin, Sun qiang, et al. Multiscale image segmentation based on contourlet domain hidden Markov trees model [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves,2005,24(6):472 ~ 476. [沙宇恒,丛琳,孙强等.基于 Contourlet 域 HMT 模型的多尺度图像分割[J].红外与毫米波学报,2005,24(6):472 ~ 476.]  
 4 Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2005, 14(12):2091 ~ 2106.  
 5 da Cunha A L, Zhou J P,Do M N. The nonsubsampled contourlet transform; theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089 ~ 3101.